1Л

УДК 004.853+004.832

В.В. Литвин
Національний університет «Львівська політехніка», м. Львів, Україна
vasyll@ukr.net

Мультиагентні системи підтримки прийняття рішень, що базуються на прецедентах та використовують адаптивні онтології

Досліджено методи побудови та функціонування мультиагентних систем підтримки прийняття рішень, що базуються на прецедентах та використовують адаптивні онтології, які входять у склад інтелектуальних агентів. Розроблено метрику для визначення відстані між прецедентом та поточною ситуацією на основі адаптивних онтологій.

Вступ

При сучасному рівні розвитку інформаційних технологій, а саме систем підтримки прийняття рішень, розрізняють два напрями розвитку систем логічного виведення, базованих на знаннях [1]:
– системи логічного виведення, заснованого на правилах;
– системи логічного виведення, заснованого на прецедентах.

Практично всі ранні експертні системи моделювали хід ухвалення рішення експертом як дедуктивний процес з використанням логічного виведення, заснованого на правилах. Це означало, що в систему закладалася сукупність правил вигляду «якщо...то...», згідно з якими на підставі вхідних даних генерувався той або інший висновок вирішення проблеми, що цікавив користувача. Вибрана модель була основою для створення експертних систем перших поколінь, які були достатньо зручні як для розробників, так і для користувачів-експертів. Проте з часом було усвідомлено, що дедуктивна модель моделює один з найбільш рідкісних підходів, який використовує експерт під час вирішення проблеми. Ідея виведення за правилами є привабливою, тому що вона ґрунтується на добре формалізованих поняттях, для яких існують наукові методи, що довели свою застосовність і які дозволяють отримати рішення, що не вимагають доведень.

Але навколишній світ складний. Існує багато слабо формалізованих завдань, для яких, можливо, будуть знайдені рішення. Крім того, існує ряд завдань, для яких ніколи не буде знайдено формальне рішення (судочинство, медицина). Актуальність проблеми обумовлена і чисельністю таких завдань, і практичною потребою знайти хоча б одне яке-небудь відповідне рішення там, де через відсутність строгого формалізованого методу не можна знайти всі або найоптимальніші рішення.

Насправді замість того, щоб вирішувати кожну задачу, виходячи з первинних принципів, експерт часто аналізує ситуацію в цілому і згадує, які рішення ухвалювалися раніше в подібних ситуаціях. Потім він або безпосередньо використовує ці рішення, або, при необхідності, адаптує їх до обставин, що змінилися для конкретної проблеми.

Моделювання такого підходу до вирішення проблем, заснованого на досвіді минулих ситуацій, привело до появи технології логічного виведення, заснованого на прецедентах (англійською – Case-Based Reasoning, або CBR), і надалі – до створення програмних продуктів, що реалізовують цю технологію.

У ряді ситуацій метод виведення за прецедентами має серйозні переваги порівняно з виведенням, що ґрунтується на правилах, і особливо ефективний, коли:

– основним джерелом знань про завдання є досвід, а не теорія;
– рішення не унікальні для конкретної ситуації і можуть бути використані в інших випадках;
– метою є не гарантоване правильне рішення, а краще з можливих.

Таким чином, виведення, засноване на прецедентах, є методом побудови інтелектуальних систем, які приймають рішення щодо даної проблеми або ситуації за наслідками пошуку аналогій, що зберігаються в базі прецедентів.

Мета роботи – дослідити процес функціонування мультиагентних систем, що базуються на прецедентах та використовують адаптивні онтології для знаходження відстані між прецедентом та ситуацією.

Постановка задачі – розробити структуру мультиагентної системи, що складається із окремих інтелектуальних агентів, які містять множину прецедентів та адаптивну онтологію. Побудувати алгоритм функціонування такої системи. Ввввести метрику для обчислення відстані між прецедентом та поточною ситуацією, на основі значення якої приймати відповідні рішення.

Процес прийняття рішень на основі прецедентів

Системи виведення за прецедентами показують дуже добрі результати в найрізноманітніших завданнях, але мають ряд істотних недоліків.

По-перше, вони взагалі не створюють яких-небудь моделей або правил, що узагальнюють попередній досвід, – у виборі рішення вони ґрунтуються на всьому масиві доступних історичних даних, тому неможливо сказати, на основі якої конкретно інформації, системи виведення за прецедентами видають свої рішення.

Можна виділити дві основні проблеми, з якими зустрічаються подібні системи: пошук найбільш відповідних прецедентів і подальша адаптація знайденого рішення.

В основі всіх підходів до відбору прецедентів лежить той або інший спосіб вимірювання ступеня близькості прецеденту і поточної ситуації. При таких вимірюваннях обчислюється чисельне значення деякої міри, що визначає склад множини прецедентів, які потрібно опрацювати для досягнення задовільної класифікації або прогнозування. Основним недоліком таких систем є відсутність єдиної методики вибору міри близькості.

Ще один недолік методу пов’язаний з конструкцією прецедентів і призначенням ваг їх атрибутам, що зменшує застосовність таких систем в різних предметних областях (ПО).

Однак процес роботи таких систем добре вже відомий. Він наведений на рис. 1. Шукаються відстані між поточною ситуацією та наявними прецедентами. Вибирається той прецедент, для якого ця відстань є найменшою. Виконується чи пропонується до виконання те рішення, яке відповідає цьому вибраному прецедентові.

Щоб формально це описати, введемо такі позначення:

$Pr = \{Pr_1, Pr_2, \ldots, Pr_N\}$ – множина прецедентів;
R_i – рішення, яке приймається згідно з прецедентом Pr_i;
S – поточна ситуація;
$d_i(Pr_i, S)$ – відстань між і-м прецедентом та поточною ситуацією;
o – оцінка прийнятого рішення.

У більшості випадків методи пошуку прецедентів зводяться до індукції дерев рішень або до алгоритму «найближчого сусіда» [2], доповненого, можливо, використанням знань про предметну область (ПО). Що стосується адаптації і використання знайденого рішення, ця задача до цих пір залишається недостатньо формалізованою і сильно залежною від ПО.

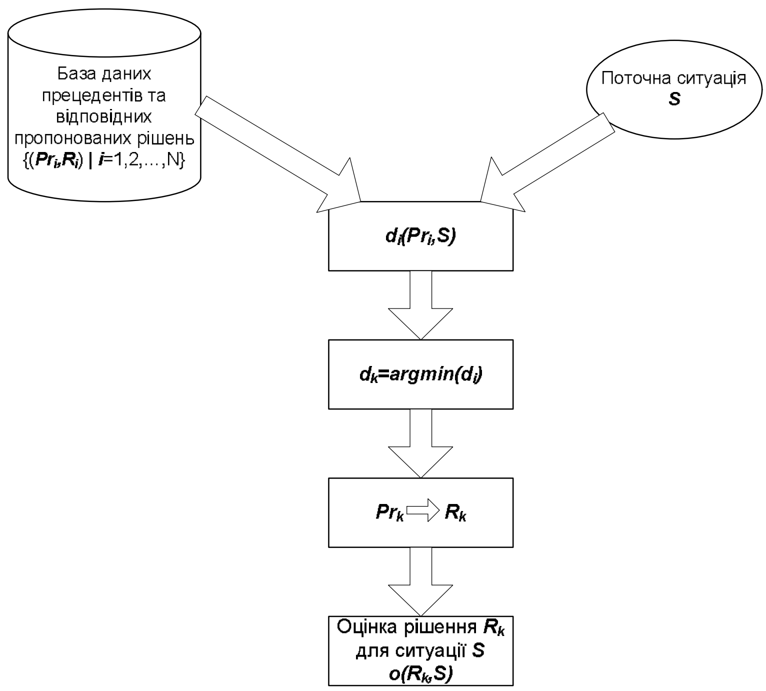


Рисунок 1 – Процес прийняття рішення на основі прецедентів

Обидві проблеми – пошук прецедентів і адаптація вибраного рішення – вирішуються (повністю або частково) із залученням фонового знання, іншими словами, використовуючи знання про ПО (domain knowledge). Існують різні способи отримання інформації про ПО:

– Залучення експертного знання. Воно може виражатися, наприклад, в обмеженнях, що накладаються на діапазони змін ознак об’єктів, або ж у формулюванні множини правил для розбиття бази прецедентів на класи (побудова класифікатора).

– Отримання необхідних знань з набору наявних даних методами видобування знань (англійською – Data Mining). Сюди відносяться всі методи виявлення закономірностей між даними, зокрема кластеризація, регресія, пошук асоціацій. Використання методів видобування даних може виділити вузьку групу показників, від яких залежить характеристика, що цікавить дослідника, і представити виявлену закономірність в аналітичній формі.

– Формування знань на основі навчальної вибірки, представленої експертом (навчання з вчителем). Цей спосіб включає обидва перших.

Сама ж інформація про ПО відображається в її онтології [3]. Тому нами пропонується проектувати прецеденти та поточну ситуацію на онтологію ПО; ввести в межах онтології ПО метрику, за допомогою якої шукати необхідну відстань (рис. 2). Крім того, сама онтологія буде адаптуватися до ПО за рахунок методів інтелектуального аналізу даних (ІАД). Щоб ці методи використовувались, нам необхідно вести історію функціонування інтелектуальної системи, тобто набутий нею досвід розв’язування подібних задач, який буде зберігатися в архіві даних. А саме у цьому архіві даних зберігаються прийняті системою рішення відповідно до ситуацій та оцінка цих рішень. Для процедур ІАД використовуються тільки ті дані, для яких оцінка прийнятих рішень є високою, тобто є вищою за деякий поріг. Проблема оцінювання прийнятих рішень в цій роботі не розглядається, оскільки ця проблема добре досліджена. Для потрібного шкалювання використовуються відомі математичні апарати, такі, як теорія нечітких множин та відношень, лінгвістичні змінні тощо [4].

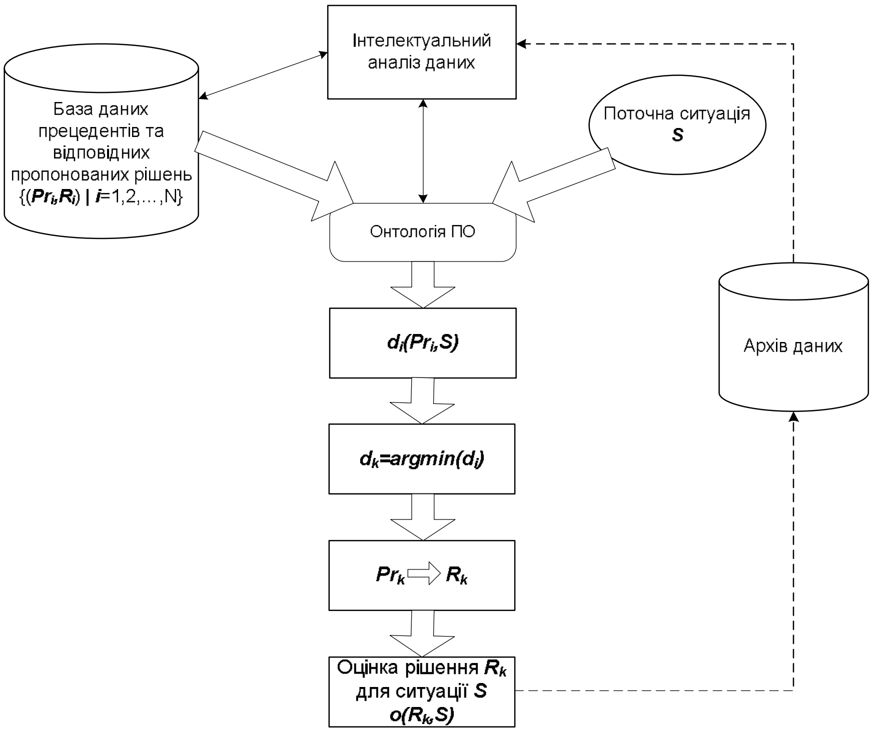


Рисунок 2 – Процес прийняття рішення на основі прецедентів
з використанням онтологій

Відзначимо, що використання вище описаного методу знаходження відстані дозволяє шукати відстань не лише між прецедентами та поточною ситуацією, а також відстань між різними прецедентами чи різними ситуаціями.

Формальна модель онтології O визначається як впорядкована трійка такого вигляду:

$$O = \langle X, R, F \rangle,$$

де X – скінченна множина концептів (понять, термінів) предметної області, яку задає онтологія O; R – скінченна множина відношення між концептами (поняттями, термінами) заданої предметної області; F – скінченна множина функцій інтерпретації (аксіоматизація), заданих на концептах або відношеннях онтології O.

Поняття адаптивної онтології

Ефективність адаптації онтології бази знань до особливостей предметної області визначають закладені в її структуру елементи та механізми її оптимізації (точніше – адаптації) шляхом самонавчання під час експлуатації. Одним з підходів до реалізації таких механізмів є автоматичне зважування понять бази знань (БЗ) та семантичних зв’язків між ними під час самонавчання. Цю роль беруть на себе коефіцієнти важливості понять та зв’язків. Їх розподіл у БЗ має відповідати таким основним вимогам:

– відображати семантичну вагу понять ПО, в якій ця інтелектуальна система реально застосовуватиметься;

– формуватися під час наповнення БЗ та коректуватися відповідно до визначених правил;

– забезпечувати контроль цілісності БЗ;

– відповідати вимогам метрики при їх використанні для порівняння семантичної близькості понять.

Стоїть задача сформулювати відповідний набір правил присвоєння вагових коефіцієнтів (інформаційної ваги) поняттям та твердженням в моделі БЗ, що забезпечить оцінку актуальної цінності її інформаційного наповнення та досліджуваних поточних ситуацій (наприклад, віднесення текстових документів до класів згідно з УДК, про що описано нижче).

Покажемо можливість вирішення сформульованої задачі шляхом введення деяких спрощень і припущень. Подамо базу знань у вигляді іменованого графа, числові семантичні характеристики вершин і ребер якого визначаються за певними правилами. Він є орієнтованим зваженим мультиграфом з наступними властивостями:

– на кожний елемент (вершину) може бути довільна кількість посилань;

– кожний елемент може мати зв'язок з будь-якою кількістю інших елементів;

– кожному зв'язку (ребру) у моделі відповідає певний напрям і коефіцієнт важливості зв'язку та достовірності відповідного твердження, кожному поняттю (вершині) і коефіцієнти важливості поняття.

Коефіцієнт важливості поняття (зв'язку) – це чисельна міра, котра характеризує значимість даного поняття (зв'язку) у конкретній предметній області і динамічно змінюється за певними правилами в процесі експлуатації системи [5].

Наш підхід до представлення знань у формі зваженої семантичної мережі (концептуальних графів) полягає у тому, що будь-яке можливе узагальнення, тобто комплексне, складене поняття, завжди явним чином артикульоване, назване і як окремий концепт фігурує в базі знань. Тому якщо деяке узагальнення має спільні властивості чи способи функціонування, вони фізично можуть бути реалізовані через властивості та обробники подій відповідного узагальнюючого концепта.

Отже, ми розширимо поняття онтології, ввівши у її формальний опис коефіцієнти важливості понять та відношень. Тому таку онтологію ми будемо визначати як п'ятірку:

$$O = \langle X, R, F, W, L \rangle,$$

де W – важливість понять X, L – важливість відношень R.

Визначену таким чином онтологію будемо називати адаптивною, тобто такою, що адаптується до ПО за рахунок модифікації понять та коефіцієнтів важливості цих понять та зв'язків між ними.

Один із способів визначення цих коефіцієнтів важливості та їх зміна будуть описані нижче. Тут тільки відзначимо, що зміна цих коефіцієнтів відбувається згідно з модифі-

кацією знань методами інтелектуального аналізу даних. Метою технології видобування даних є виробництво нового знання, яке користувач може надалі застосувати для поліпшення результатів своєї діяльності. Можна виділити, принаймні, сім методів виявлення і аналізу знань: класифікація; регресія; кластеризація; аналіз асоціацій; прогнозування тимчасових послідовностей (рядів); агрегація (узагальнення); виявлення відхилень.

Методи 1, 2 і 4 використовуються головним чином для прогнозування, тоді як останні зручні для опису існуючих закономірностей в даних.

Мультиагентні системи прийняття рішень на базі адаптивних онтологій

Приймати рішення щодо близькості (метрична оцінка) поточної ситуації до прецедента буде інтелектуальний агент (ІА). Згідно з означенням: інтелектуальний агент – це агент, який володіє рядом знань про себе та навколишній світ і поведінка якого визначається цими знаннями. Очевидно, що для нашого підходу такий ІА повинен складатися з бази даних (БД) прецедентів, архіву даних (тому історії функціонування системи в цілому) та онтології ПО, за яку відповідає цей ІА (рис. 3).

Інтелектуальний агент [6] здатний в процесі самонавчання адаптуватися до конкретних інформаційних потреб користувача та виявляти, зберігати і використовувати релевантні до відповідних задач знання. Інтелектуальний агент може бути реалізований в рамках продукційної, об’єктної, нейромережної парадигми чи їх певного поєднання. Вибір розробника відштовхується від конкретних експлуатаційних вимог. При цьому доцільно максимально відкласти рішення щодо програмно-апаратної реалізації, пов’язані з обмеженнями у виборі операційної системи чи комп’ютерної архітектури. У будь-якому разі основою інтелектуального агента є його база знань, а ядром бази знань є онтологія [5], [7]. Загальні властивості ІА визначаються його онтологією, яка задає спосіб подання знань, механізми міркувань та прийняття рішень.

Оскільки онтологія містить коефіцієнти важливості понять та зв’язків, то, очевидно, що ці коефіцієнти мають бути різними в залежності від напряму діяльності агента. Для прикладу така ознака, як кашель має різну важливість з точки зору терапевта та окуліста, хоча обидва є лікарями. Тобто окремий напрям (відділ) задається деяким інтелектуальним агентом, а вся лікарня загалом являє собою мультиагентну систему.

Тому наша інтелектуальна система в цілому складається із кількох інтелектуальних агентів, тобто є мультиагентною. Згідно з означенням: мультиагентна система (МАС) – це множина деяких об’єктів (агентів), незалежних, але здатних створювати комунікативне співтовариство і спільно розв’язувати спільні задачі. Крім набору ІА описаних вище, наша МАС буде містити агента, який вироблятиме нові знання, тим самим буде модифікувати онтології ПО згідно з наявними концептами, зв’язками та коефіцієнтами їх важливості. Структура пропонованої МАС наведена на рис. 3.

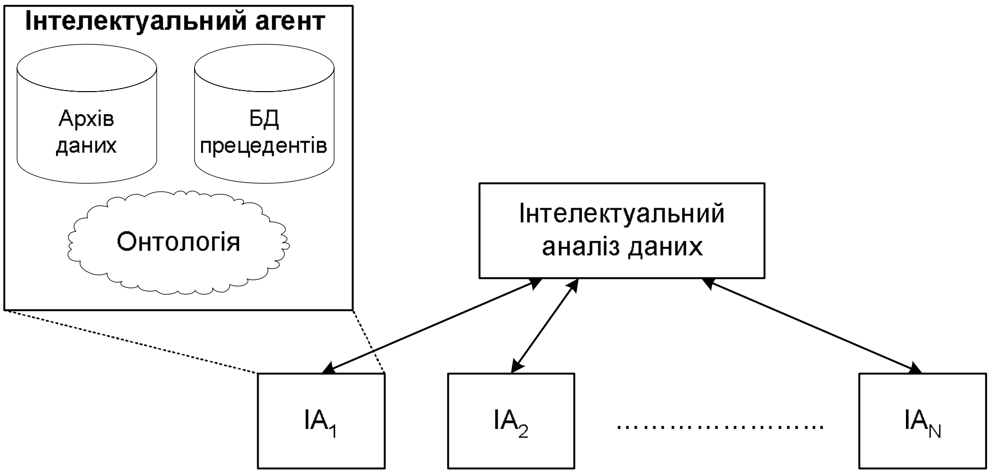


Рисунок 3 – Структура МАС прийняття рішень на основі прецедентів

Очевидно, що кожний прецедент однозначно задається онтологією, яка є частиною загальної онтології і навпаки – онтологією однозначно визначається прецедент. Тобто між ними є однозначна відповідність, яку запишемо у вигляді:

$$Pr_i \Leftrightarrow O_i \subseteq O.$$

Інтелектуальний агент ІАД модифікує онтологію на основі старої онтології та архіву даних, який зберігає відповідний ІА. Тобто:

$$\text{ІАД: } \langle O, \text{АД} \rangle \to O.$$

Розглянемо методи задання початкових коефіцієнтів онтології ІА та їх модифікацію відповідно до рішень, отриманих методами ІАД, а саме методом побудови дерева рішень [8]. Нехай онтологія містить множину понять $X = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ та множину зв'язків $R = \{r_1, r_2, \ldots, r_m\}$. $W = \{w_1, w_2, \ldots, w_n\}$ – коефіцієнти важливості відповідних понять, $L = \{l_1, l_2, \ldots, l_m\}$ – коефіцієнти важливості відповідних зв'язків. Спочатку вважаємо, що всі значення $w_i = 1$, $i = 1, 2, \ldots, n$; $l_j = 1$, $j = 1, 2, \ldots, m$.

Нехай у результаті побудови дерева рішень ми отримали k різних правил $Rule_1$, $Rule_2$, ..., $Rule_k$. Кожне правило $Rule_s$ складається із підмножини понять, тобто $Rule_s = \{x_{s1}, x_{s2}, \ldots, x_{st}\}$. Додаємо до значення w_i одиницю, якщо поняття x_i входить у будь-яке правило $Rule_s$, $s = 1, \ldots, k$. Аналогічно якщо між поняттями x_i та x_j існує зв'язок l_p, то значення l_p збільшуємо на одиницю, якщо обидва поняття x_i та x_j входять у одне правило. Тим самим ми збільшуємо важливість понять, які входять у правила, та відповідних зв'язків. Це відповідає уявленню, що поняття (ознаки), які присутні у правилах, є важливішими, ніж інші значення.

Спосіб визначення метрики

Нами пропонується визначати відстань між прецедентом і ситуацією як суму відстаней між найважливішими поняттями прецедента та поточного випадку. (Таких понять може бути одне, два; однак якщо їх є більше-рівне трьох, то нами пропонується вибирати перші три. Ця кількість визначена на основі опитувань експертів різних ПО і вважається ними оптимальною. У такому випадку ми маємо 3 центри ваг прецедента і 3 центри ваг поточної ситуації. Якщо рахувати всі можливі відстані між ними, то їх буде 9. Тоді вибираємо 3 найменші з них та їх сумуємо. Отримана таким чином сума й буде відстанню між прецедентом та поточною ситуацією). Очевидно, що визначена таким чином відстань залежатиме від того, як ми визначимо відстань між двома суміж-

ними вершинами. Для цього нами пропонується визначати відстані між вершинами, що з’єднані зв’язком як

$$d_{ij} = \frac{Q}{L_{ij}(W_i + W_j)},$$

де W_i та W_j – коефіцієнти важливості вершин C_i та C_j відповідно; L_{ij} – коефіцієнт важливості зв’язку між вершинами; Q – константа, яка залежить від конкретної онтології. Приймемо, що $L_{ii} = \infty$, тоді $d_{ii} = 0$.

Далі знаходимо центри ваг концептуального графа. Це перші три вершини, для яких середня відстань $\overline{d}_i$ є найменшою:

$$\overline{d}_{i^*} = \min_i \overline{d}_i .$$

Середня відстань $\overline{d}_i$ для вершини C_i обчислюється згідно з формулою:

$$\overline{d}_i = \frac{\sum_{j=1, j\neq i}^{n} d_{ij}^*}{n-1},$$

де n – кількість вершин графа, d_{ij}^* – найкоротший шлях між вершинами C_i та C_j, який обчислюється за допомогою відомих алгоритмів, наприклад Форда, Дейкстри, Флойда-Уоршалла [9].

Далі згідно з концептуальним графом, що задає онтологію прецедента, шукаємо відстань від даного прецедента до поточної ситуації. Якщо поняття поточної ситуації не входять в концептуальний граф, то онтологію даного прецедента доповнюємо онтологією всього ІА, до якого входить цей прецедент. Якщо ж необхідне поняття далі не входить в онтологію ІА, то його відсутність зумовлює ріст відстані до безмежності, що означає неблизькість прецедента із поточною ситуацією.

Зазначимо, що пропонована таким чином відстань задовольняє трьом аксіомам метрики.

Дійсно, згідно з визначенням відстані, автоматично виконуються дві перші аксіоми:

$$d(C_i, C_i) = 0;$$

$$d(C_i, C_j) = d(C_j, C_i).$$

Нехай R_{ij}^* – шлях між вершинами C_i та C_j, який відповідає відстані між ними. Тоді $d_{ij} = d_{ik} + d_{kj}$, якщо вершина C_k лежить на шляху R_{ij}^*, і $d_{ij} < d_{ik} + d_{kj}$, якщо вершина C_k не лежить на шляху R_{ij}^*. А це означає, що виконується третя аксіома метрики.

Відкритим залишається питання, як часто використовувати роботу агента ІАД для модифікації онтології ІА. Тобто агент ІАД виступає ще в ролі координатора, а питання моментів втручання є задачею координації [10]. У цій статті це питання не розглядатиметься.

Розглянемо пропонований метод на прикладі класифікації текстового документа, тобто його віднесення до відповідного УДК. Набір УДК утворює дерево, ми будемо класифікувати документи за найнижчими рівнями УДК, тобто найнижчий рівень являє собою прецедент. Скільки різних прецедентів буде входити в ІА, залежить від того, як однаково є важливими поняття, тобто незмінним є коефіцієнт їх важливості та відповідних зв’язків.

Онтологію ІА, в яку входять кілька УДК, представлятимемо у вигляді зважених концептуальних графів. Для кожного прецедента (найнижчого УДК) визначимо 3 центри

їх інформаційної ваги, які використовуватимо для обчислення відстаней між прецедентом та поточним текстовим документом (ТД), який ми класифікуємо. Цей ТД ми теж задаємо у вигляді концептуального графа з відповідними коефіцієнтами важливості, які визначаємо як статистична кількість входжень понять та зв'язків у текст. Для цього ТД теж визначаємо 3 центри ваг. Знаходимо відстань між текстом та прецедентами як суму трьох найкоротших відстаней серед 9 можливих. Ідеальний варіант, коли центри ваг прецедента та поточного ТД збігаються. Тоді відстань дорівнюватиме нулю.

Зазначимо, що таким методом можна не тільки класифікувати текстові документи, а й знаходити відстань між будь-якими двома текстовими документами. Це, у свою чергу, дозволяє отримати деяку оцінку подібності двох електронних текстових документів, згідно з якою можна рангувати ці документи, якщо деякий вважати взірцевим. Тим самим будувати пошукові системи, функціонування яких базується на онтологіях ПО, що дозволяє здійснювати пошук не лише за ключовими словами, але й за контекстом. Приклад такого порівняння описано в [11].

Висновки

Запропонований метод логічного виведення, заснованого на прецедентах, дозволяє розв'язувати задачу класифікації та прийняття відповідного до прецедента рішення. Метод ґрунтується на знаходженні відстані між поточною ситуацією та прецедентами та знаходженні мінімальної відстані. У свою чергу, для знаходження відстані використовується онтологія предметної області, яка визначається як п'ятірка елементів, а не як трійка, як прийнято згідно зі стандартним означенням. Нами запропоновано враховувати важливість понять та зв'язків між ними, а таку онтологію називати адаптивною. Для правильного функціонування інтелектуальної системи коефіцієнти важливості понять та зв'язків модифікуються на основі досвіду, набутого системою, використовуючи методи інтелектуального аналізу даних. Ці коефіцієнти використовуються для обчислення відстані між прецедентом та поточною ситуацією. Показано, що визначена таким чином відстань задовольняє трьом аксіомам метрики.

Даний метод можна використати для класифікації текстових документів згідно з УДК або зіставлення будь-яких двох текстових документів на їх подібність. Під час обчислення відстані між текстовими документами враховується контекст документів і відповідна до контексту семантика вжитих у них термінів та словосполучень. Це дає можливість здійснювати автоматичний пошук документів, котрі найбільше відповідають запиту-прототипу, і відкидати такі, що мають малу вагу і не відповідають предметній області. За допомогою розробленого методу можна здійснювати автоматичний пошук документів, котрі найбільше відповідають запиту-прототипу в мережі Інтернет, а також здійснювати його класифікацію та ранжування за релевантністю до заданого взірця.

Література

1. Каменнова М.С. Корпоративные информационные системы: технологии и решения / М.С. Каменнова // Системы управления базами данных. – 1995. – № 3. – С. 88-99.
2. Дюк В.А. Data Mining: учебный курс / В.А. Дюк, А.П. Самойленко. – СПб. : Питер, 2001. – 368 с.
3. Montes-y-Gómez M., Gelbukh A., López-López A. Comparison of Conceptual Graphs. Mexican International Conference on Artificial Intelligence MICAI 2000, (Acapulco, Mexico, April 2000) // Lecture Notes in Artificial Intelligence. – 2000. – № 1793. – Springer-Verlag.
4. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / [Аверкин А.Н., Батыршин И.З., Блишун А.Ф., Силов В.Б., Тарасов В.Б.]; под ред. Д.А. Поспелова. – М. : Наука, 1986.

5. Даревич Р.Р. Метод автоматичного визначення інформаційної ваги понять в онтології бази знань / Р.Р. Даревич, Д.Г. Досин, В.В. Литвин // Відбір та обробка інформації. – 2005. – Вип. 22 (98). – С. 105-111.
6. Рассел С. Искусственный интеллект / Рассел С., Норвиг П. – М. ; СПб. ; К. : Вильямс, 2006. – 1408 с.
7. Flexible Comparison of Conceptual Graphs. 12th International Conference on Database and Expert Systems Applications DEXA 2001, (Munich, Germany, September 2001) / Montes-y-Gómez M., Gelbukh A., López-López A., Baeza-Yates R. // Lecture Notes in Computer Science. – 2001. – Vol. 2113. – Springer-Verlag.
8. Цветков А.М. Разработка алгоритмов индуктивного вывода с использованием деревьев решений / А.М. Цветков // Кибернетика и системный анализ. – 1993. – № 1. – С. 174-178.
9. Свами М. Графы, сети и алгоритмы / Свами М., Тхуласираман К. – М., 1984.
10. Месарович М. Теория иерархических многоуровневых систем / Месарович М., Мако Д., Такахара И. – М. : Мир, 1973. – 344 с.
11. Даревич Р.Р. Оцінка подібності текстових документів на основі визначення інформаційної ваги елементів бази знань / Р.Р. Даревич, Д.Г. Досин, В.В. Литвин, З.Т. Назарчук // Штучний інтелект. – 2006. – № 3. – С. 500-509.

В.В. Литвин

Мультиагентные системы поддержки принятия решений, базирующиеся на прецедентах и использующие адаптивные онтологии

Исследуются методы реализации и функционирования мультиагентных систем поддержки принятия решений, базирующиеся на прецедентах и использующие адаптивне онтологии, которые включаются в состав интеллектуальных агентов. Разработана метрика для исчесления расстояния между прецедентом и текущей ситуацией на основе адаптивних онтологий.

V.V. Litvin

Multiagent Decision Support Systems Based on Precedents that Use Adaptive Ontology

Methods of developing and functioning multiagent decision support systems based on precedents that use adaptive ontology that are part of intelligent agents are analyzed. Method of distance definition between precedent and current situation based on adaptive ontology is developed.

Стаття надійшла до редакції 03.02.2009.